

Разработка метода обнаружения опорных точек аэрофотоснимков

Наинг Линн Аунг, Е.М. Портнов

*Национальный исследовательский университет «Московский Институт
Электронной Техники»*

Аннотация: В работе предлагается метод, основанный на оценочных характеристиках с использованием опорных точек, для сшивания кадров изображений, полученных с беспилотных летательных аппаратов. Анализируется многомаршрутная (площадная) аэрофотосъемка, позволяющая получать снимки местности с нескольких параллельных маршрутов. Разработанная авторами модель обнаружения опорных точек аэрофотоснимков, которые получены с любого типа носителя съемочной аппаратуры, может быть использована для широкого круга задач, связанных с реконструкцией антропогенных и природных объектов и построением по цифровым снимкам 3D-моделей для архитектуры и топографии.

Ключевые слова: аэрофотоснимки, распознавание изображения, обнаружение опорных точек, фотокарта, беспилотные летательные аппараты.

Введение. В настоящее время наблюдается тенденция использования беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) для осуществления аэрофотосъемки местности в военной и гражданской областях с целью геологических изысканий; охраны окружающей среды; проектирования и строительства зданий и сооружений; создания топографических карт и GIS-систем; археологических раскопок и т.д. [1,2].

Первым этапом разработки метода обнаружения опорных точек на аэрофотоснимках является исследование существующих методов распознавания аэрокосмических изображений.

Известные в настоящее время методы распознавания изображений основываются на математических моделях: применение корреляционных методов, основанных на представлении изображения случайной функцией двух переменных [3]; методы теории ременных передач, интерпретирующие изображение как вектор в n -мерном пространстве признаков [4]; структурные методы, представляющие образ в виде фразы некоторого формального языка [5], или в виде графа [6]. Анализ методов распознавания изображений

показывает, что при выборе модели следует исходить как из свойств самого изображения, так и из требований поставленной задачи распознавания.

Основные требования к решению задачи распознавания опорных объектов. Материалы аэрофотоснимков, поступающие на обработку, предварительно преобразуются в цифровые массивы из наборов отсчетов, снятых с фиксированным шагом (шагом дискретизации) по каждой из координатных осей. Каждый отсчет фиксирует уровень яркости (от 0 до 255) в данной точке изображения [7]. Содержательный анализ аэрофотоснимков показывает, что значимые объекты содержатся на фрагментах фотопленки размером не менее чем 10×10 мм. При дискретизации с шагом 20 отсчетов минимальным эталонным фрагментом следует считать размер 200×200 .

Особенности изображений опорных объектов можно сформулировать следующим образом [8,9].

1. Изображения содержат объекты, которые различимые области; наиболее характерны озера, реки, искусственные водоемы, лесные массивы, дороги.
2. Объекты имеют характерную форму, позволяющую однозначно идентифицировать их на изображении: выступы береговой линии, изгибы реки и т.д.

Для описания и распознавания изображений необходимо, чтобы одни и те же структурные элементы на сопоставляемых изображениях имели близкие значения признаков, а различные – отличались как можно больше. Для количественного анализа разделяющих свойств признаков необходимо разработать соответствующие критерии.

Пусть на цифровых изображениях F^1, F^2, \dots, F^N одной и той же сцены в процессе сегментации выделены области $S_1^n, S_2^n, \dots, S_m^n, \dots, S_M^n$, где $n=1, \dots, N$. Будем считать, что области, соответствующие одному и тому же объекту

сцены имеют одинаковые индексы m на различных изображениях, т.е. области $S_m^1, S_m^2, \dots, S_m^N$ отличаются лишь преобразованием масштаба, поворота и сдвига. С точки зрения величин признаков это должно означать, что признак a_{il}^k области S_i^k на изображении F^k и признак a_{jl}^n области S_j^n на изображении F^n должны иметь близкие значения для всех $l=1,2,3,4$, если $i=j$ и существенно отличаться, если $i \neq j$. В качестве меры сходства признаков введем величину

$$t_l^{kn}(i, j) = |a_{il}^k - a_{jl}^n|. \quad (1)$$

Определим максимальное значение этой величины для всех пар соответствующих областей S_i^k и S_j^n для $i=j$:

$$T_l = \max \{t_l^{kn}(i, j)\}; \quad k = 1, \dots, N; \\ n = 1, \dots, N; \quad i = j = 1, \dots, M. \quad (2)$$

Таким образом, все значения $t_l^{kn}(i, j)$ при $i=j$ попадают в интервал $[0, T_l]$. Можно определить вероятность попадания в этот интервал значений $t_l^{kn}(i, j)$ при $i \neq j$ следующим образом:

$$\xi_l = g_l / G. \quad (3)$$

где g_l – количество значений $t_l^{kn}(i, j) \in [0, T_l]$ при $i \neq j$, а $G = N \cdot M(M-1)$ – число пар областей S_i^k и S_j^n , где $i = j = 1, \dots, M$, $i \neq j$, $k, n = 1, \dots, N$. Очевидно, чем меньше таких значений $t_l^{kn}(i, j)$, тем лучше разделяющие свойства признака a_{il} . Таким образом, ξ_l может служить критерием оценки разделяющих свойств данного признака. Эту величину можно рассматривать как вероятность ошибки классификации областей с помощью признака a_{il} . Для оценки совокупности признаков областей

$a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, a_{i4}$ естественно использовать величину $\xi = \prod_{l=1}^1 \xi_l$, определяющую вероятность ошибки классификации с помощью совокупности признаков.

Целесообразно применить аналогичный подход для исследования разделяющих свойств признаков отношению. Рассмотрим величину $U_l^{kn}(i, p, j, q) = |r_{ipl}^k - r_{jql}^n|$, характеризующую степень сходства признаков отношений r_{ipl}^k и r_{jql}^n для пар областей S_i^k, S_p^k на изображении F^k и S_j^n, S_q^n на изображении F^n . Для признаков с хорошими разделяющими свойствами значение $U_l^{kn}(i, p, j, q)$ должно быть близким к 0 при $i=j$ и $p=q$ и значительно отличаться от 0 при $i \neq j$ и $p \neq q$. Пусть максимальное значение этой характеристики при $i=j$ и $p=q$ равно

$$\begin{aligned} U_l &= \max \{U_l^{kn}(i, p, j, q)\}; \\ &k = 1, \dots, N; \quad n = 1, \dots, N; \\ &i = j = 1, \dots, M; \quad p = q = 1, \dots, M. \end{aligned} \quad (4)$$

Тогда в качестве критерия оценки разделяющих свойств признаков отношений примем вероятность попадания в интервал $[0, U_l]$ значений $U_l^{kn}(i, p, j, q)$ при $i \neq p$ и $j \neq q$:

$$r_l = h_l / H, \quad (5)$$

где: h_l – количество значений $U_l^{kn}(i, p, j, q) \in [0, U_l]$ при $i=p$ и $i \neq q$, а $H = N \cdot M(M-1)[M(M-1)-1]$ – число пар отношений между областями S_i^k, S_p^n и S_j^n, S_q^n , где: $i, p, j, q = 1, \dots, M, k, n = 1, \dots, N$. Для оценки совокупности признаков $r_{i p 1}, \dots, r_{i p 10}$ отношений между областями S_i и S_p введем величину

$$r = \prod_{l=1}^{10} r_l.$$

Количественная оценка разделяющих свойств разработанной системы признаков может быть сделана в результате экспериментального исследования последовательности различных изображений F^1, \dots, F^N одной и той же сцены и определения значений принятых характеристик для этих признаков. Для проведения такого исследования разработан искусственный объект и получен ряд тестовых изображений, отличающихся преобразованиями масштаба, поворота и сдвига, при наличии проективных искажений. Схема получения тестовых снимков представлена на рис. 1. Изменение параметров съемки h , α и β позволяет моделировать различие условий получения снимков в реальных условиях: высоту орбиты, угол захода на объект, угол наклона оси камеры, соответственно. Таким образом, параметр h изменяет масштаб изображения, α – угол поворота, а β – величину проективных искажений. В табл.1 содержатся значения параметров преобразований для полученных тестовых изображений, представленных на рис. 2.

Вычислительный эксперимент на этих изображениях проведен в следующем порядке:

1. сегментация тестовых изображений с целью выделения областей S_1^n, \dots, S_M^n на каждом из F^1, \dots, F^N ;
2. вычисление признаков a_{il} и r_{ijl} для выделенных областей на всех изображениях;
3. вычисление значений ξ_l для каждого из признаков областей a_{il} , где $l=1, \dots, 4$;
4. вычисление значений r_l для каждого из признаков отношений r_{ijl} , где $l=1, \dots, 10$.

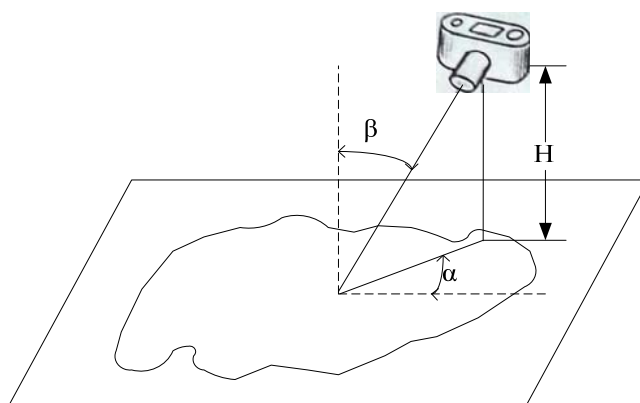


Рис.1. – Схема проведения фотосъемки в процессе получения тестовых снимков

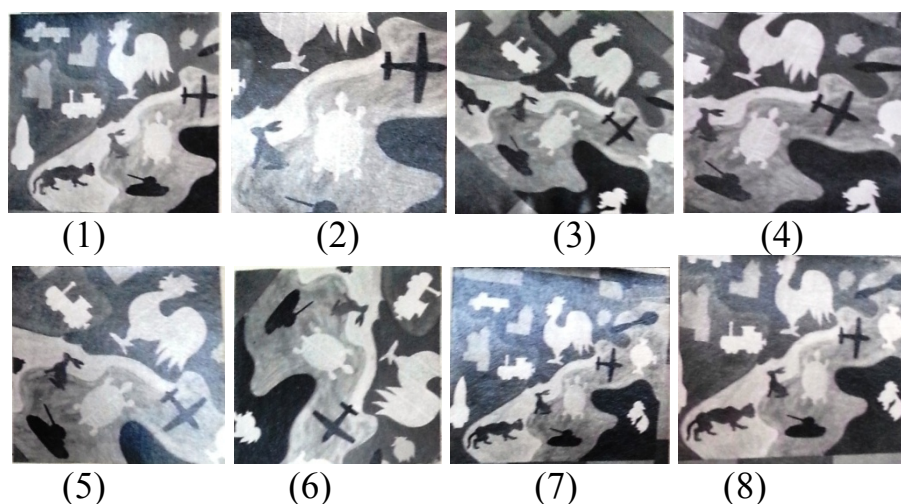


Рис. 2. – Тестовые изображения, используемые для исследования системы инвариантных признаков и алгоритма распознавания.

Таблица 1.

Параметры преобразований тестовых изображений

Номер тестового изображения	Высота камеры (в условных единицах), H	Угол захода на объект (град.), α	Отклонение оси камеры от вертикали (град.), β
1	5	0	0
2	3	0	0
3	5	45	0
4	4	30	0
5	4	60	0
6	4	120	0
7	5	0	31
8	4	0	37

Сегментация изображения проведена с помощью метода порогового группирования с предварительным сглаживанием [10]. Результаты сегментации тестовых изображений представлены на рис.3. Нетрудно видеть, что не все элементы сцены присутствуют на каждом изображении; некоторые области отсутствуют вследствие преобразований и искажений. Результаты вычисления критерия ξ_l для признаков областей и r_l для признаков отношений представлены в табл.2 и табл.3, где содержатся также и величины интервалов эквивалентности для a_{il} и r_{ijl} , соответственно T_l и U_l . В табл.4 представлены результаты вычислительного эксперимента.

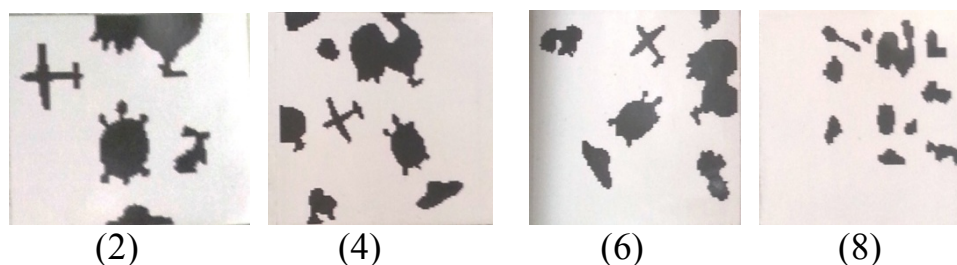


Рис. 3. – Примеры областей, выделенных на тестовых изображениях.

Таблица 2.

Характеристики разделяющих свойств признаков областей

	Признаки областей	Интервал эквивалентности T_i	Критерий ξ_2
1	a_{i1}	0,120	0,205
2	a_{i2}	0,094	0,163
3	a_{i3}	0,076	0,327
4	a_{i4}	0,108	0,184

Таблица 3.

Характеристики разделяющих свойств признаков отношений

	Признаки отношений	Интервал эквивалентности U_i	Критерий γ_2
1	z_{ij1}	0,117	0,134
2	z_{ij2}	0,099	0,201
3	z_{ij3}	0,163	0,176
4	z_{ij4}	0,075	0,108
5	z_{ij5}	0,214	0,093
6	z_{ij6}	0,106	0,072
7	z_{ij7}	0,082	0,127
8	z_{ij8}	0,172	0,130

Таблица 4.

Результаты определения координат опорной точки для тестовых изображений

№ тестового изображения	Отн. Масштаб, h_1/h_i	Угол поворота, α (град)	Угол оси снимки, β (град)	Координаты опорной точки, измеренные на изображении		Колич. соотв. областей	Средние значения координат опорной точки, полученные из эксперимента		Среднее отклонение координат для множества областей		
				x	y		x	y	Δx	Δy	Δ
1	1,0	0	0	36	49	Эталонное изображение					
2	0,8	0	0	33	74	6	32,63	74,37	0,295	0,178	0,380
3	1,33	0	0	18	54	3	18,50	51,59	0,339	0,541	0,651
4	0,8	45	0	43	53	3	43,31	52,88	0,538	0,751	0,997
5	1,33	30	0	35	61	4	34,78	60,35	0,209	0,291	0,407
6	1,33	60	0	45	74	4	45,22	74,83	0,402	0,281	0,502
7	1,33	120	0	46	22	4	45,37	30,55	0,247	0,335	0,462
8	0,8	0	31	36	44	4	37,35	44,36	1,091	0,784	1,406

Заключение. Анализируя результаты проведенного эксперимента следует отметить, что с точки зрения принятых критериев разработанная система признаков имеет удовлетворительные разделяющие свойства, достаточные для распознавания изображений в условиях преобразований и искажений. Предложенную систему инвариантных признаков можно использовать при построении структурной модели изображения. Интерпретируя область S_i изображения F как элемент l_i структурной модели M , можно принять в качестве ее числовых признаков набор $\vec{a}_i = (a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, a_{i4})$ признаков областей. Аналогично, для пары областей S_i, S_j , рассматриваемых как связь b_{ij} в модели M , примем в качестве числовых признаков набор $\vec{r}_{ij} = (r_{ij1}, \dots, r_{ij10})$ признаков отношений. Инвариантность этих признаков к преобразованиям изображения и устойчивость их к искажениям

обеспечивают соответствующие свойства структурной модели $M = (E, A, B, R)$, где: $E = \{e_i\}$, $A = \{\vec{a}_i\}$, $B = \{b_{ij}\}$, $R = \{\vec{r}_{ij}\}$

*Работа выполнялась при финансовой поддержке
Министерства науки и высшего образования РФ (проект № 05.605.21.0181).*

Литература

1. Демин А.В., Денисов А.В. Программно-аппаратный комплекс моделирования процесса съемки // Инженерный вестник Дона. - 2015. - №2. URL: ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD_70_Demin.pdf_2cd321836e.pdf
2. Добрынин Н.Ф., Пимшина Т.М. Использование космических средств позиционирования при обработке аэро и космической информации // Инженерный вестник Дона. - 2013. - №3. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n3y2013/1835.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - М: 2012. - 375 с.
4. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен. . - М: 2012. - 392 с.
5. Фу К. Структурные методы в распознавании образов. - М: 2005. - 144 с.
6. Потапов А.С. Распознавание образов и машинное восприятие. - СПб: Политехника, 2007. - 548 с.
7. Yu L., Zhang D., Holden E.J. A fast and fully automatic registration approach based on point features for multi-source remote-sensing images // Computers & Geosciences. - 2008. - №34. - pp. 838-848.
8. Tang S., Andriluka M., Schiele B. Detection and tracking of occluded people // Int. J. Comput. Vis. - 2014. - №110. - pp. 58-69.
9. Faraji M., Shanbehzadeh J., Nasrollahi K. Extremal regions detection guided by maxima of gradient magnitude // IEEE Transactions on Image Processing. - 2015. - №24. - pp. 5401-5415.

10. Liu Q., Li R., Hu H., Gu D. Extremal regions detection guided by maxima of gradient magnitude // Extracting semantic information from visual data: A survey. - 2016. - №5. - pp. 8-20.

References

1. Demin A.V., Denisov A.V. Inzhenernyj vestnik Dona. 2015. №2. URL: ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD_70_Demin.pdf_2cd321836e.pdf
2. Dobrynin N.F., Pimshina T.M. Inzhenernyj vestnik Dona. 2013. №3. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n3y2013/1835.
3. Gonsales R., Vuds R. Cifrovaja obrabotka izobrazhenij [Digital image processing]. M: 2012. 375 p.
4. Duda R. Raspoznavanie obrazov i analiz scen [Pattern recognition and scene analysis]. M: 2012. 392 p.
5. Fu K. Strukturnye metody v raspoznavanii obrazov [Structural methods in pattern recognition]. M: 2005. 144 p.
6. Potapov A.S. Raspoznavanie obrazov i mashinnoe vospriyatie [Pattern recognition and machine perception]. SPb: Politehnika, 2007. 548 p.
7. Yu L., Zhang D., Holden E.J. Computers & Geosciences. 2008. №34. pp. 838-848.
8. Tang S., Andriluka M., Schiele B. Int. J. Comput. Vis. 2014. №110. pp. 58-69.
9. Faraji M., Shanbehzadeh J., Nasrollahi K. IEEE Transactions on Image Processing. 2015. №24. pp. 5401-5415.
10. Liu Q., Li R., Hu H., Gu D. Extracting semantic information from visual data: A survey. 2016. №5. pp. 8-20.